## LVQ神经网络在一种基于图像识别技术的鱼苗计数方法的探究

顾郑平

1. 浙江大学宁波理工学院, 浙江 宁波 315000 E-mail:zhengpinggu@gmail.com

摘 要:本文在图像识别技术的鱼苗计数方法基础上,利用LVQ神经网络对图像中重叠区域的鱼苗数分类进行研究。首先通过灰色理论系统关联分析,认为图像中鱼苗的面积、周长、凸面积、长、宽、骨架长、图像端点数这7个量化特征和鱼苗数有密切关系。然后用LVQ神经网络进行网络训练,通过仿真验证LVQ神经网络在准确分类重叠区域的鱼苗数的可行性。

关键词: 鱼苗计数, LVQ神经网络, 灰色理论系统, 图像识别

# Fry counting method based on image recognition technology explored by LVQ neural network

Zhengping Gu

1. Ningbo Institute of Technology, Zhejiang University, Ningbo, Zhejiang 315000 E-mail: zhengpinggu@gmail.com

**Abstract:** In this paper, fry counting methods based on the image recognition technology is explored by LVQ neural network of the to classify the number of fry in the overlap area of image. First, the system through the Grey relational analysis, that the fish in the image area, perimeter, convex area, length, width, frame length, the image-side quantitative characteristics of the 7 points and the number of closely related fry and then network training, The simulation results show that the accurate classification of LVQ neural network the number of overlapping regions of fry is feasible.

**Key Words:** fry counting, LVQ neural network, Grey System, image recognition technology

## 1. 引言

每年鱼种养殖场或渔农都要根据自己的养殖需要购入鱼苗培育成鱼种,但购买时要做到鱼苗的准确计数很难。有些不法商贩和鱼苗繁殖场往往利用渔农的大意和这方面知识的欠缺,采用种种方法欺骗渔农,给养殖户带来了一定的经济损失,更重要的是影响了一年的养殖计划。同时,在鱼苗销售、鱼苗运输、放养密度及成活率计算等方面,都需要进行鱼苗计数。在鱼类增养殖中,这是一项直接影响科学管理和经济效益的重要技术工作,因此,关于鱼苗计数方法的研究,早已引起国内外养鱼界和科技界的重视。

近几年来,许多国家加快了对鱼苗计数技术研究的步伐,应用了现代电子新技术,在某些关键问题上有所突破。但由于被计数的对象(鱼苗)形态和行为习性上的特殊性,还有很多理论和技术问题,未得到解决。

目前国内比较好的一种鱼苗计数方法是朱从容提出的一种基于机器视觉的鱼苗自动计数方法,该方法对采集到的鱼苗灰度图像进行分析,通过数据拟合方法建立图像中鱼苗所占像素点数与鱼苗数的关系,

并由此对鱼苗进行计数。点算图像内45尾、50尾鱼苗时,计数的准确率可达95%以上,计数时间在3 s以内。该法操作方便、快捷,具有灵敏度好、显色速度快且方法稳定的特点,完全满足海水及淡、咸水体氨氮的测定要求。

但是在实际过程中我们不难发现,鱼苗在游动过程中会出现重叠的现象,由于该试验提到其所得到的计数准确率已符合养殖生产的一般要求,并未对鱼苗在游动过程中会出现重叠的现象做进一步的图像处理分析,《图像识别技术在鱼苗计数方面的研究与实现》中提到了对重叠区域进行细化,通过联通区域的端点数来判断鱼苗的个数,而Paul等[3]也利用类神经网络将鱼的各种形状特征和重叠情形建立不同情况的样板的方法,本文在这些算法的基础上提出了一个新的算法利用LVQ神经网络算法对图像中重叠的鱼苗进行分类。

## 2. 灰色系统理论关联分析

大千世界里的客观事物往往现象复杂,因素繁多。我们往往需要对系统进行因素分析,这些因素中哪些对系统来讲是主要的,哪些是次要的,哪些需要发展,哪些需要抑制,哪些是潜在的,哪些是明显的。一般来讲,这些都是我们极为关心的问题。

选取参考数列:

$$x_0 = \{x_0(k) | k = 1, 2, ..., n\} = (x_0(1), x_0(2), ..., x_0(n))$$
  
其中  $k$  表示时刻。假设有  $m$  个比较数列  
 $x_i = \{x_i(k) | k = 1, 2, ..., n\} = (x_i(1), x_i(2), ..., x_i(n))$ 

$$\begin{aligned}
i &= \{x_i(R) \mid R = 1, 2, ..., n\} = (x_i(1), x_i(2), ..., x_i(n)) \\
i &= 1, 2, ..., m
\end{aligned}$$

则称

$$\zeta_{i}(\vec{k}) = \frac{\underset{s}{\min} |x_{0}(t) - x_{s}(t)| + \rho \max_{s} |x_{0}(t) - x_{s}(t)|}{|x_{0}(t) - x_{i}(t)| + \rho \max_{s} |x_{0}(t) - x_{s}(t)|} (2-1)$$

为比较数列  $x_i$  对参考数列  $x_0$  在 k 时刻的关联系数,其 中  $\rho \in [0,1]$  为 分 辨 系 数 。 称 ( 1 ) 式 中  $\min_s \min_s |x_0(t) - x_s(t)| \cdot \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|$  分别为两级最小差及两级最大差。

(1) 式定义的关联系数是描述比较数列与参考数列在某时刻关联程度的一种指标,由于各个时刻都有一个关联数,因此信息显得过于分散,不便于比较,为此我们给出

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \zeta_i(k)$$
 (2-2)

为数列 $x_i$ 对参考数列 $x_0$ 的关联度。

## 3. LVQ神经网络概述

学习向量量化(LVQ, Learning Vector Quantization)神经网络是一种用于训练竞争层的有监督学习(supervised learning)方法的输入前向神经网络,其算法是从Kohonen竞争算法演化而来的。LVQ神经网络在模式识别和优化领域有着广泛的应用。

### 3. 1LVQ神经网络的结构

LVQ神经网络由3层神经元组成,即输入层、竞 争层和线性输出层,如图21-1所示。输入层与竞争 层之间采用全连接的方式, 竞争层与线性输出层之间 采用部分连接的方式。竞争层神经元个数总是大于线 性输出层神经元个数,每个竞争层神经元只与一个线 性输出层神经元相连接且连接权值恒为1。但是,每 个线性输出层神经元可以与多个竞争层神经元相连 接。竞争层神经元与线性输出层神经元的值只能是1 或0。当某个输入模式被送至网络时,与输入模式距 离最近的竞争层神经元被激活,神经元的状态为"1", 而其他竞争层神经元的状态均为"0"。因此,与被 激活神经元相连接的线性输出层神经元状态也为 "1", 而其他线性输出层神经元的状态均为"0"。 图1—1中,p为R维的输入模式,S<sup>1</sup> 为竞争层神经元 个数; IW<sup>1,1</sup> 为输入层与竞争层之间的连接权系数矩 阵, $n^{\prime}$ 为竞争层神经元的输入; $a^{\prime}$ 为竞争层神经元 的输出, $LW^{2,1}$ 为竞争层与线性输出层之间的连接权 系数矩阵, $n^2$  为线性输出层神经元的输入, $a^2$  为线性输出层神经元的输出。

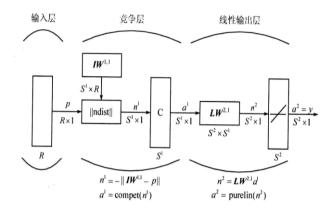


图1-1 学习量化网络

## 3.2 LVQ神经网络的学习算法

LVQ神经网络算法是在有教师状态下对竞争层进行训练的一种学习算法,因此LVQ算法可以认为是把自组织特征映射算法改良成有教师学习的算法。 LVQ神经网络算法可分为LVQl算法和LVQ2算法两种。

## LVQI算法

向量量化是利用输入向量的固有结构进行数据压缩的技术,学习向量量化是在向量量化基础上能将输入向量分类的监督学习技术。Kohonen把自组织特征映射算法改良成有教师学习算法,首先设计了LVQI算法。LVQI的训练过程开始于随机地自"标定"训练集合选择一个输入向量以及该向量的正确类别。

LVQI算法的基本思想是: 计算距离输入向量最近的竞争层神经元,从而找到与之相连接的线性输出层神经元,若输入向量的类别与线性输出层神经元所对应的类别一致,则对应的竞争层神经元权限值沿着输入向量的方向移动; 反之,若两者的类别不一致,则对应的竞争层神经元权值沿着输入向量的反方向移动。基本LVQI算法步骤为:

步骤1:初始化输入层与竞争层之间的权值  $w_{ij}$  及学习率 $\eta$   $(\eta > 0)$ 。

步骤2:将输入向量  $x = (x_1, x_2, ... x_R)^T$ 送人到输入层,并根据式(3-1)计算竞争层神经元与输入向量的距离:

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{R} (x_i - w_{ij})^2} \quad i = 1, 2, ..., S^1 \quad (3-1)$$

式中 $w_{ij}$ 为输入层的神经元j与竞争层的神经元i之间的权值。

步骤3:选择与输入向量距离最小的竞争层神经元,若 $d_i$ 最小,则记与之连接的线性输出层神经元的类标签为 $C_i$ 。

步骤4: 记输入向量对应的类标签为  $C_x$ ,若  $C_i = C_x$ ,则根据式(3-2)调整权值; 否则根据式(3-3)进行权值更新:

$$w_{ij\_new} = w_{ij\_old} + \eta(x - w_{ij\_old}) \qquad (3-2)$$

$$W_{ij \ new} = W_{ij \ old} - \eta (x - W_{ij \ old})$$
 (3-3)

### 3. 3LVQ神经网络特点

竞争层神经网络可以自动学习对输入向量模式的分类,但是竞争层进行的分类只取决于输入向量之问的距离,当两个输入向量非常接近时,竞争层就可能将它们归为一类。在竞争层的设计中没有这样的机制,即严格地判断任意的两个输入向量是属于同一类还是属于不同类。而对于LVQ网络用户指定目标分类结果,网络可以通过监督学习完成对输入向量模式的准确分类。

与其他模式识别和映射方式相比,LVQ神经网络优点在于网络结构简单,只通过内部单元的相互作用就可以完成十分复杂的分类处理,也很容易将设计域中的各种繁杂分散的设计条件收敛到结论上来。而且它不需要对输入向量进行归一化、正交化处理,只需要直接计算输入向量与竞争层之间的距离,从而实现模式识别,因此简单易行。

### 4. 问题描述:

我们采集5组32-36条鱼苗视频数据,经过图像处理提取图像中鱼苗的面积、周长、凸面积、长、宽、骨架长、图像端点数7个指标。我们认为这些指标和鱼苗的个数有密切的关系,因此,需要建立一个确定的模型来描述各个量化特征与鱼苗个数的关系,从而可以根据这些量化特征来判断鱼苗的个数。

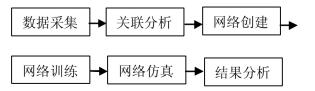
## 5. 建立模型

## 5.1设计思路

首先对鱼苗图像的7个量化特征进行关联分析,再将关联强的量化特征作为网络的输入,鱼苗的个数作为网络的输出。用训练集数据对设计的LVQ神经网络进行训练,然后对测试数据集进行测试并对测试结果进行分析。

#### 5. 2设计步骤

根据上述设计思路,设计步骤主要包括以下几个,如 图:



## 5.3数据采集

我们采集了5组33条鱼苗的视频,经过图像处理转化为灰度图像,提取鱼苗的面积、周长、凸面积、长、宽5个指标,然后将图像细化处理取得骨架长指标,在图像上标出端点,对图像进行分割得到各个联通区域的图像端点数。最后人工数出每个联通区域实际的鱼苗数。共得到训练数据集1690组,测试数据1660组。数据文件中每一组数据9个字段,第一个字段为编号,第2-8个为量化特征,第9个为鱼苗数。鱼苗视频的图像处理见图4-1

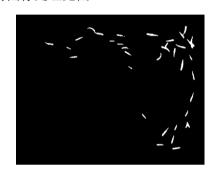


图5-1 鱼苗图像的灰度图

通过灰度图看到,有些区域鱼苗重叠在一起,因此,我们将鱼苗细化处理,并标记出连通区域的端点。 见图4-2

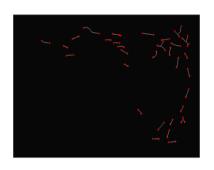


图5-2 鱼苗图像细化处理图

## 5.4 数据处理

对于训练数据和测试数据,为了将下标向量矩阵转化为单值向量矩阵,则需调用ind2vec()函数,因而将鱼苗数的类别标记为1-7。

对于测试数据,因为训练数据中不存在鱼苗数为7,8的量化特征,考虑到准确性,先除去这4组数据,得到测试数据总共为1656组。

通过灰色系统理论的关联分析,用MATLAB求得各个量化特征的相关度,见表,可以看到相关度最高的是图像的端点数0.9627,相关度最小的是凸面0.8972,考虑到它的相关度只与在它前的相关度差0.0063,我们也认为它与鱼苗数也是相关的。

### 5.4.1关联分析

需首先对各种数据进行无量纲化。

$$\bar{x} = \left(1, \frac{x(2)}{x(1)}, \dots, \frac{x(n)}{x(1)}\right)$$

为原始数列 X 的初始化数列。各数列的关联度如下表:

| 表1              | 各个属性与鱼苗数的相关 | ᄼᆧᄓᇠᆂ   |
|-----------------|-------------|---------|
| - <del>//</del> |             |         |
| 1               |             | VIII/XI |

| 属性    | 相关度r    |
|-------|---------|
| 面积    | 0.9338  |
| 周长    | 0.9581  |
| 凸面积   | 0.8972  |
| 长     | 0. 9035 |
| 宽     | 0. 9285 |
| 骨架长   | 0.9347  |
| 图像端点数 | 0. 9627 |
|       |         |

## 5.5网络创建

数据处理完成后,利用MATLAB自带的神经网络工具箱函数newlvq()可以构建一个LVQ神经网络。

$$net = newlvq(P_R, S_1, P_C, L_R, L_E)$$

其中:  $P_R$  为R维输入矢量中每维输入可取的最小值和最大值所构成的R\*2维矩阵; S1 为竞争层神经元的个数;  $P_C$ 是一个S2维矢量,S2 为数据类别个数, $P_C$ 中的每一个元素分别表示对应类别的输入样本矢量个数占输入样本矢量总数的百分比;  $L_R$  为学习速率,默认值为0.01;  $L_E$  为学习函数,默认值为learnlv1.

## 5.6 网络训练

网络创建完毕后,对神经网络的参数进行设置和修改。将训练集1690个数据输入网络,便可以对网络进行训练。各个类别鱼苗数的分类图像,见下图4-3

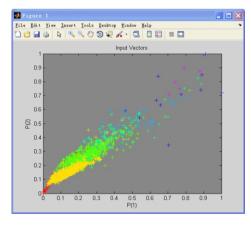


图5-3 各个类别鱼苗数的分类图像

#### 5.7训练结果分析

设定网络的训练步数为100,训练误差为0.05。 网络训练100步的误差变化如图4-4所示.从图2可以 看出,随着训练步数的增加,网络的误差越来越小, 即网络的识别率越来越高.

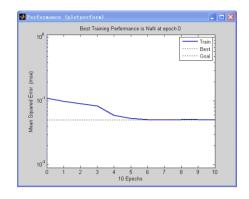


图5-4 网络训练100步的误差变化过程

经过训练,我们得到如下训练结果,见表2:

表2 测试结果

| <br>类别 | 实际条 | 测试结  | 准确率     |
|--------|-----|------|---------|
| 1      | 15  | 0    | 0       |
| 2      | 981 | 948  | 96. 64% |
| 3      | 495 | 311  | 68. 3%  |
| 4      | 120 | 22   | 18. 35% |
| 5      | 31  | 0    | 0       |
| 6      | 11  | 0    | 0       |
| 7      | 3   | 2.98 | 99. 36% |

从上述结果可以看出,在1656组测试数据中,鱼苗条数为2的类别准确率为96.64%而其他类别的准确率较低。分析主要原因,是因为所训练的数据集不够完整,类别2的训练数目最多,其效果最好,而其他类别由于数据不足,神经网络学习不够充分导致训练效果不好。可以看到,用LVQ神经网络模型,最终测试结果还是令人满意的,该误差已经基本满足渔业生产的需要,并且其快速的处理效率更使渔业生产的效率大大提升。这为今后的实验提供了很好的依据,同时在以后的实验中需要采集更多的数据。

## 参考文献(References)

- [1] 范嵩, 刘娇, 杨轶. 图像识别技术在鱼苗计数方面的研究与实现[J]. 水产科学, 2008 27(4)
- [2] 朱从容. 一种基于机器视觉的鱼苗自动计数方法[J].渔业现代化, 2009 36(2)
- [3] NEWBURY P F, CULVERHOUSE P F, PILGR IM D A. Automatic fish population counting by artificial neural network J J. Aquaculture, 1995, 133 (1): 45255
- [4] MATLAB 中文论坛 . MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京航空航天大学出版社, 2010
- [5] 陈金坤. 鱼苗计数装置的探讨[J]. 福建水产, 1997
- [6] 飞思科技产品研发中心、神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社,2005.
- [7] 周开利.神经网络模型及其 MATI。AB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社,2005.